

# Analisis Akurasi dan Repeatabilitas Timbangan Digital Berbasis IoT untuk Estimasi Kalori Makanan

<sup>1</sup>Shazana Dhiya Ayuni, <sup>2</sup>Syamsudduha Syahririni, <sup>3</sup>Agus Hayatal Falah, <sup>4</sup>Alfarid Hendro Yuwono

<sup>1,2,3</sup> Teknik Elektro, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Sidoarjo

<sup>4</sup> Teknik Listrik, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya

<sup>1</sup> shazana@umsida.ac.id, <sup>2</sup> syahririni@umsida.ac.id, <sup>3</sup> agushf@umsida.ac.id, <sup>4</sup> alfaridyuwono@unesa.ac.id

**Abstract** - Monitoring calorie intake requires a device capable of measuring food weight accurately while providing consistent results. This study analyzes the accuracy and repeatability of an Internet of Things-based digital food scale for calorie estimation. The system integrates an ESP32, load cell, HX711 module, LCD, and Blynk platform to display food weight and estimated calories in real time. Tests were conducted at seven reference loads of 50, 100, 150, 200, 300, 400, and 500 grams, with five repetitions at each load, resulting in 35 measurements. Performance was evaluated using mean absolute error, root mean square error, percentage error, standard deviation, coefficient of variation, linear regression, and coefficient of determination. The results showed an MAE of 0.423 grams, RMSE of 0.505 grams, and mean absolute percentage error of 0.193 %. The maximum coefficient of variation was 0.316 %, while linear regression produced an  $R^2$  of 0.999999. These results indicate good accuracy, linearity, and repeatability across the evaluated measurement range, supporting food portion monitoring applications.

**Keywords** — accuracy, calorie estimation, ESP32, Internet of Things, load cell, repeatability

**Abstrak**—Pemantauan asupan kalori memerlukan alat yang mampu mengukur berat makanan secara akurat dan memberikan hasil yang konsisten. Penelitian ini bertujuan menganalisis akurasi dan repeatabilitas timbangan digital berbasis Internet of Things untuk estimasi kalori makanan. Sistem menggunakan ESP32, load cell, modul HX711, LCD, dan platform Blynk untuk menampilkan berat serta estimasi kalori secara real-time. Pengujian dilakukan pada tujuh tingkat beban acuan, yaitu 50, 100, 150, 200, 300, 400, dan 500 gram, dengan lima kali pengulangan pada setiap beban sehingga diperoleh 35 data pengukuran. Kinerja alat dianalisis menggunakan mean absolute error, root mean square error, persentase kesalahan, standar deviasi, coefficient of variation, regresi linear, dan koefisien determinasi. Hasil pengujian menunjukkan MAE sebesar 0,423 gram, RMSE 0,505 gram, dan rata-rata persentase kesalahan absolut 0,193%. Nilai coefficient of variation maksimum sebesar 0,316%, sedangkan regresi menghasilkan  $R^2$  sebesar 0,999999. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem memiliki akurasi, linearitas, dan repeatabilitas yang baik pada rentang pengukuran yang diuji serta berpotensi digunakan untuk pemantauan porsi makanan secara praktis.

**Kata Kunci**—akurasi, ESP32, estimasi kalori, Internet of Things, load cell, repeatabilitas.

## I. PENDAHULUAN

Pemantauan jumlah makanan yang dikonsumsi menjadi salah satu bagian penting dalam pengelolaan pola makan karena ukuran porsi berhubungan langsung dengan estimasi energi yang masuk ke dalam tubuh. Dalam praktik sehari-hari, penentuan porsi makanan masih sering dilakukan melalui perkiraan visual atau pencatatan manual. Pendekatan tersebut relatif mudah diterapkan, tetapi sangat bergantung pada kemampuan pengguna dalam memperkirakan jenis dan jumlah makanan. Perkembangan teknologi sensor, sistem tertanam, dan Internet of Things (IoT) membuka peluang untuk melakukan pemantauan porsi secara lebih objektif melalui pengukuran berat. Berat makanan yang diperoleh selanjutnya dapat dikombinasikan dengan informasi energi per satuan massa untuk menghasilkan estimasi kalori secara otomatis. Pendekatan berbasis pengukuran fisik juga dapat mengurangi ketergantungan terhadap estimasi ukuran porsi secara visual yang masih menjadi salah satu tantangan pada sistem pemantauan diet berbasis citra.

Berbagai penelitian telah mengembangkan sistem untuk membantu identifikasi makanan dan estimasi kandungan nutrisinya. Joshua et al. mengembangkan Health to Eat, yaitu smart plate yang memadukan pengenalan makanan, klasifikasi, dan pengukuran berat untuk mendukung pemantauan nutrisi [1]. Sistem tersebut mengintegrasikan kamera dengan sensor berat sehingga informasi jenis dan massa makanan dapat digunakan untuk memperkirakan nilai nutrisinya. Pendekatan lain dikembangkan oleh Nadeem et al. melalui Smart Diet Diary, sebuah aplikasi bergerak yang memanfaatkan pengolahan citra untuk mengenali makanan dan membantu pengguna melakukan pencatatan asupan makanan [2]. Sementara itu, Haque et al.

menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) yang dioptimalkan untuk melakukan pengenalan makanan dan estimasi kalori secara real-time [3]. Ketiga penelitian tersebut menunjukkan bahwa digitalisasi pemantauan makanan dapat mengurangi proses pencatatan manual, meskipun keberhasilan estimasi masih dipengaruhi oleh kemampuan sistem mengenali makanan dan menentukan ukuran porsi.

Integrasi antara pengenalan makanan dan pengukuran berat kemudian berkembang menjadi sistem yang lebih terintegrasi. Demition et al. merancang Filipino Meal Recognition Scale yang menggabungkan identifikasi makanan, pengukuran berat, perhitungan informasi nutrisi, dan aplikasi pintar [4]. Pengembangan yang lebih baru dilakukan oleh Alcontin et al. melalui SCALEeat, yaitu timbangan makanan yang mengintegrasikan pengenalan visual dengan pengukuran berat untuk mengestimasi kandungan makronutrien [5]. Kedua penelitian tersebut memperlihatkan bahwa pengukuran massa dapat menjadi informasi penting dalam sistem estimasi nutrisi karena jumlah energi yang dikonsumsi tidak hanya ditentukan oleh jenis makanan, tetapi juga oleh besarnya porsi yang dikonsumsi.

Pemanfaatan sensor berat tidak hanya terbatas pada proses penimbangan sebelum makanan dikonsumsi. Baugier et al. mengembangkan sensor-enabled smart tray untuk merekam perubahan berat makanan selama aktivitas makan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem dapat memperkirakan berat makanan yang dikonsumsi dan jumlah suapan dengan tingkat akurasi lebih dari 97% [6]. Pfisterer et al. melalui sistem Automated Food Imaging and Nutrient Intake Tracking (AFINI-T) mengembangkan pendekatan berbasis pengolahan citra dan estimasi volume untuk memantau konsumsi makanan [7]. Pada penelitian tersebut, estimasi nutrisi berbasis volume memiliki hubungan linear yang kuat dengan estimasi berdasarkan massa, dengan nilai  $R^2$  antara 0,92 hingga 0,99. Hasil tersebut memperkuat pentingnya informasi massa sebagai acuan dalam validasi sistem estimasi konsumsi makanan.

Pendekatan lain menggunakan informasi bentuk dan volume makanan sebagai dasar untuk memperkirakan berat. Makhsous et al. mengembangkan DietSensor dengan memanfaatkan sensor pemindaian tiga dimensi pada perangkat bergerak untuk memperkirakan volume makanan dan membantu proses pengukuran asupan diet [8]. Gonzalez et al. menggunakan kamera RGB dan depth camera untuk memperoleh informasi volume yang kemudian dikonversi menjadi estimasi berat berdasarkan karakteristik densitas makanan [9]. Pada pengujian terhadap nasi dan ayam, sistem tersebut menghasilkan kesalahan estimasi berat masing-masing sekitar 5,07% dan 3,75%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode berbasis citra dan volume memiliki potensi untuk memperkirakan berat makanan, tetapi memerlukan proses komputasi, segmentasi, pemodelan volume, serta informasi densitas untuk menghasilkan estimasi massa.

Perkembangan berbagai teknologi tersebut menunjukkan bahwa sensor, kamera, dan perangkat bergerak telah banyak digunakan untuk merekam perilaku makan secara otomatis. Hiraguchi et al. mengelompokkan teknologi pemantauan aktivitas makan berdasarkan jenis sensor dan parameter perilaku yang diukur [10]. Dalam sistem berbasis sensor berat, jumlah makanan yang dikonsumsi pada prinsipnya dapat diperoleh melalui perubahan massa sebelum dan setelah proses makan. Namun, keluaran sistem berbasis berat sangat bergantung pada kualitas pengukuran sensor yang digunakan. Kesalahan atau ketidakstabilan pembacaan massa berpotensi diteruskan ke tahap perhitungan nutrisi sehingga memengaruhi estimasi kalori yang dihasilkan. Oleh sebab itu, pengujian perangkat pengukuran seharusnya tidak berhenti pada keberhasilan sistem dalam menampilkan berat, tetapi juga perlu mengevaluasi kualitas hasil pengukurannya.

Dalam ilmu pengukuran, kualitas hasil dapat ditinjau antara lain melalui akurasi dan presisi pengukuran. International Vocabulary of Metrology menjelaskan konsep akurasi sebagai kedekatan hasil pengukuran terhadap nilai besaran yang diukur, sedangkan repeatabilitas berkaitan dengan presisi pengukuran yang diperoleh pada kondisi pengukuran berulang yang sama [11]. Pada penelitian timbangan digital, akurasi dapat dianalisis melalui selisih hasil pembacaan terhadap beban referensi, mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), dan persentase kesalahan. Sementara itu, repeatabilitas dapat dievaluasi melalui pengukuran berulang dengan memperhatikan rata-rata, standar deviasi, serta coefficient of variation (CV). Linearitas pembacaan juga dapat diamati melalui regresi antara berat referensi dan hasil pengukuran serta koefisien determinasi ( $R^2$ ). Pendekatan tersebut memberikan gambaran yang lebih lengkap karena performa alat dinilai berdasarkan ketepatan sekaligus konsistensi hasil pengukurannya. Konsep akurasi, presisi, dan repeatabilitas tersebut sejalan dengan terminologi metrologi JCGM.

Berdasarkan kajian penelitian [1]–[10], pengembangan sistem pemantauan makanan banyak diarahkan pada pengenalan jenis makanan, estimasi volume, pengukuran berat, dan integrasi aplikasi digital. Sejumlah penelitian telah menunjukkan bahwa informasi massa dapat meningkatkan objektivitas estimasi porsi dan nutrisi. Namun, pada literatur yang dikaji tersebut, evaluasi sering kali lebih diarahkan pada kinerja sistem secara keseluruhan, pengenalan makanan, atau ketepatan estimasi nutrisi. Evaluasi khusus terhadap karakteristik akurasi dan repeatabilitas pada timbangan makanan berbasis load cell berbiaya rendah yang terintegrasi dengan IoT masih dapat dikembangkan lebih lanjut. Aspek ini penting karena pada sistem yang menghitung kalori berdasarkan massa, kesalahan pembacaan berat akan diteruskan secara langsung ke nilai estimasi kalori.

Penelitian ini mengembangkan timbangan digital berbasis IoT menggunakan sensor load cell, modul HX711, dan ESP32. Data berat yang diperoleh digunakan sebagai dasar perhitungan estimasi kalori berdasarkan nilai energi per gram dari jenis makanan yang dipilih. Informasi berat dan kalori ditampilkan melalui LCD serta dikirimkan ke platform Blynk melalui jaringan Wi-Fi. Sistem juga memiliki mekanisme pendeteksian berat stabil sebelum memberikan notifikasi kepada pengguna. Arsitektur

tersebut sesuai dengan rancangan perangkat yang telah dikembangkan, di mana ESP32 berfungsi sebagai pusat pemrosesan data sensor sekaligus komunikasi IoT. Sistem menghitung kalori berdasarkan hasil pembacaan berat dan nilai kalori per gram makanan serta menggunakan perubahan berat untuk menentukan kondisi pengukuran stabil.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis akurasi dan repeatabilitas timbangan digital berbasis IoT untuk estimasi kalori makanan. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa tingkat beban referensi dengan pengukuran berulang pada setiap beban. Performa sistem dianalisis menggunakan persentase kesalahan, MAE, RMSE, standar deviasi, CV, regresi linear, dan  $R^2$ . Berbeda dengan penelitian yang menitikberatkan pada pengenalan makanan atau estimasi nutrisi berbasis citra, penelitian ini menempatkan kualitas pengukuran berat sebagai fokus utama evaluasi. Kontribusi penelitian terletak pada analisis kuantitatif terhadap ketepatan, konsistensi, dan linearitas pembacaan timbangan sebagai dasar untuk menilai kelayakan hasil pengukuran tersebut dalam estimasi kalori makanan berbasis IoT.

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental kuantitatif untuk mengevaluasi kinerja timbangan digital berbasis Internet of Things (IoT) dalam mengukur berat dan menghasilkan estimasi kalori makanan. Evaluasi difokuskan pada tiga karakteristik pengukuran, yaitu akurasi, repeatabilitas, dan linearitas respons alat. Akurasi ditentukan berdasarkan penyimpangan hasil pembacaan terhadap berat referensi, sedangkan repeatabilitas dievaluasi melalui variasi hasil pengukuran berulang pada beban yang sama. Linearitas digunakan untuk mengetahui kesesuaian perubahan keluaran timbangan terhadap perubahan berat referensi.

Komponen utama sistem tertera pada Tabel 1, Sistem yang diuji menggunakan ESP32 sebagai unit pemrosesan utama, load cell sebagai sensor berat, HX711 sebagai penguat sinyal sekaligus konverter analog-ke-digital, LCD 16x2 I2C sebagai tampilan lokal, serta platform Blynk untuk pemantauan melalui perangkat bergerak. Data berat yang diperoleh dari load cell diproses oleh ESP32 dan digunakan sebagai dasar perhitungan estimasi kalori berdasarkan nilai energi per gram dari jenis makanan yang dipilih.

Secara umum, proses pengukuran dimulai ketika makanan atau beban diletakkan pada platform timbangan. Gaya akibat beban menyebabkan perubahan sinyal listrik pada load cell. Sinyal tersebut diteruskan ke modul HX711 untuk diperkuat dan dikonversi menjadi data digital sebelum diproses oleh ESP32. Hasil pengukuran berat kemudian ditampilkan melalui LCD dan dikirim ke aplikasi Blynk menggunakan komunikasi Wi-Fi. Konfigurasi tersebut memungkinkan pengguna memperoleh informasi berat dan estimasi kalori secara real-time.

Tabel 1. Komponen Utama Sistem

| Komponen           | Fungsi                                         |
|--------------------|------------------------------------------------|
| ESP32              | Pengolahan data dan komunikasi Wi-Fi           |
| Load cell          | Mengukur berat makanan atau beban              |
| HX711              | Penguat dan ADC sinyal load cell               |
| LCD 16x2 I2C       | Menampilkan berat dan estimasi kalori          |
| Blynk              | Monitoring data dan notifikasi pada smartphone |
| Platform timbangan | Tempat objek yang akan diukur                  |
| Catu daya          | Menyuplai energi pada sistem                   |

Sebelum pengujian dilakukan, platform timbangan dipastikan dalam kondisi tanpa beban untuk memperoleh titik nol pengukuran. Sistem kemudian dikalibrasi menggunakan beban referensi sehingga keluaran sensor dapat dikonversi menjadi satuan gram. Proses kalibrasi diperlukan karena keluaran awal load cell berupa perubahan sinyal listrik yang belum secara langsung merepresentasikan massa objek.

Setelah proses kalibrasi, pengujian dilakukan menggunakan tujuh tingkat berat referensi, yaitu 50, 100, 150, 200, 300, 400, dan 500 g. Setiap tingkat beban diukur sebanyak lima kali sehingga diperoleh sebanyak 35 data pengukuran. Pada setiap pengulangan, beban diletakkan pada platform timbangan dan nilai dicatat setelah pembacaan memenuhi kriteria kestabilan sistem. Setelah satu pengukuran selesai, beban dilepaskan sebelum pengukuran berikutnya dilakukan.

Tabel 2. Rancangan pengujian akurasi dan repeatabilitas

| Berat referensi (g) | Jumlah pengulangan | Jumlah data |
|---------------------|--------------------|-------------|
| 50                  | 5                  | 5           |
| 100                 | 5                  | 5           |
| 150                 | 5                  | 5           |
| 200                 | 5                  | 5           |
| 300                 | 5                  | 5           |
| 400                 | 5                  | 5           |
| 500                 | 5                  | 5           |
| <b>Total</b>        |                    | <b>35</b>   |

Penggunaan beberapa tingkat beban bertujuan untuk mengevaluasi respons alat pada rentang pengukuran yang berbeda, sedangkan pengukuran berulang pada Tabel 2 digunakan untuk mengevaluasi konsistensi hasil pada kondisi pengukuran yang sama. Estimasi kalori dilakukan setelah berat makanan diperoleh. Jenis makanan dipilih melalui antarmuka pengguna, kemudian ESP32 mengambil nilai kalori per gram yang telah tersimpan pada program. Sistem yang dikembangkan menyediakan sepuluh jenis makanan, yaitu telur rebus, dada ayam, tempe goreng, nasi putih, kentang rebus, jagung rebus, tahu goreng, pisang, roti tawar, dan ubi ungu rebus. Estimasi kandungan kalori dihitung menggunakan Persamaan (1).

$$K_i = W_i \times C_j \quad (1)$$

dengan  $K_i$  merupakan estimasi energi makanan (kcal),  $W_i$  merupakan berat makanan hasil pengukuran (g), dan  $C_j$  merupakan nilai energi per gram untuk makanan ke- $j$  (kcal/g). Implementasi persamaan tersebut sesuai dengan algoritma pada ESP32, yaitu nilai berat hasil pembacaan sensor dikalikan dengan konstanta kalori per gram berdasarkan menu makanan yang dipilih.

Akurasi sistem dievaluasi dengan membandingkan berat hasil pengukuran timbangan terhadap berat referensi. Selisih antara kedua nilai tersebut dinyatakan sebagai *measurement error* pada persamaan (2). Nilai error positif menunjukkan bahwa hasil pembacaan alat lebih besar daripada nilai referensi, sedangkan nilai negatif menunjukkan hasil pembacaan yang lebih rendah.

$$e_i = W_{m,i} - W_{r,i} \quad (2)$$

dengan  $e_i$  merupakan error pengukuran ke- $i$ ,  $W_{m,i}$  merupakan berat hasil pengukuran alat, dan  $W_{r,i}$  merupakan berat referensi. Besarnya kesalahan relative terhadap berat referensi dihitung menggunakan *absolute percentage error* (APE).

$$APE_i = \frac{|W_{m,i} - W_{r,i}|}{W_{r,i}} \times 100\% \quad (3)$$

Nilai APE pada persamaan (3) menunjukkan besar penyimpangan hasil pengukuran dalam bentuk persentase. Nilai APE yang semakin kecil menunjukkan hasil pengukuran yang semakin mendekati nilai referensi.

Untuk memperoleh rata-rata besar kesalahan absolut dari seluruh data pengukuran digunakan Mean Absolute Error (MAE) pada persamaan (4).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |W_{m,i} - W_{r,i}| \quad (4)$$

Dengan  $n$  merupakan jumlah seluruh data pengukuran. Dalam penelitian ini digunakan 35 data yang diperoleh dari tujuh tingkat berat referensi dengan masing-masing lima kali pengulangan. Selain MAE, digunakan Root Mean Square Error (RMSE) pada persamaan (5) untuk memberikan penilaian terhadap besarnya penyimpangan hasil pengukuran. RMSE memberikan bobot yang lebih besar terhadap error yang memiliki nilai relatif tinggi.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (W_{m,i} - W_{r,i})^2} \quad (5)$$

Rata-rata persentase kesalahan absolut dari seluruh data dihitung menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada persamaan (6).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{W_{m,i} - W_{r,i}}{W_{r,i}} \right| \times 100\% \quad (6)$$

Nilai MAE, RMSE, dan MAPE yang semakin rendah menunjukkan bahwa hasil pengukuran sistem semakin dekat dengan berat referensi.

Repeatabilitas digunakan untuk mengevaluasi kemampuan timbangan menghasilkan nilai pengukuran yang konsisten ketika beban yang sama diukur secara berulang pada kondisi yang sama. Setiap tingkat beban diuji sebanyak lima kali. Dengan  $W_i$  merupakan hasil pengukuran ke- $i$ ,  $\bar{W}$  merupakan rata-rata hasil pengukuran, dan  $m$  merupakan jumlah pengulangan. Pada penelitian ini nilai  $m$  adalah 5. Variasi hasil pengukuran terhadap nilai rata-rata dihitung menggunakan standar deviasi sampel pada persamaan (7).

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (W_i - \bar{W})^2}{m-1}} \quad (7)$$

Nilai standar deviasi yang rendah menunjukkan bahwa hasil pengukuran pada beban yang sama memiliki penyebaran yang kecil. Untuk membandingkan variasi relatif pada tingkat berat yang berbeda, digunakan coefficient of variation (CV).

$$CV = \frac{SD}{\bar{W}} \times 100\% \quad (8)$$

Nilai CV pada persamaan (8) yang semakin kecil menunjukkan repeatabilitas yang semakin baik. Selain standar deviasi dan CV, digunakan rentang (range) untuk mengetahui selisih antara pembacaan tertinggi dan terendah pada setiap tingkat berat. Linearitas digunakan untuk mengetahui kemampuan sistem menghasilkan respons pengukuran yang sebanding dengan perubahan berat referensi. Analisis dilakukan menggunakan regresi linear sederhana dengan berat referensi sebagai variabel bebas dan rata-rata berat terukur sebagai variabel terikat. Hubungan kedua variabel dinyatakan menggunakan Persamaan (9).

$$\hat{Y} = aX + b \quad (9)$$

dengan  $\hat{Y}$  merupakan hasil estimasi berat berdasarkan model regresi,  $X$  merupakan berat referensi,  $a$  merupakan slope, dan  $b$  merupakan intercept. Sistem pengukuran yang ideal diharapkan menghasilkan nilai slope mendekati 1 dan intercept mendekati 0. Kesesuaian model regresi dinilai menggunakan koefisien determinasi ( $R^2$ ).

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan pada tujuh tingkat berat referensi, yaitu 50, 100, 150, 200, 300, 400, dan 500 g. Setiap tingkat beban diukur sebanyak lima kali sehingga diperoleh 35 data pengukuran. Pengulangan dilakukan untuk mengevaluasi kedekatan hasil pembacaan terhadap nilai referensi sekaligus konsistensi pembacaan pada kondisi pengukuran yang sama. Ringkasan hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pengujian pada setiap tingkat berat

| Berat referensi (g) | Rata-rata terukur (g) | Bias (g) | SD (g) | CV (%) | MAPE (%) | Range (g) |
|---------------------|-----------------------|----------|--------|--------|----------|-----------|
| 50                  | 50,10                 | 0,10     | 0,158  | 0,316  | 0,280    | 0,4       |
| 100                 | 100,18                | 0,18     | 0,192  | 0,192  | 0,220    | 0,5       |
| 150                 | 150,20                | 0,20     | 0,224  | 0,149  | 0,160    | 0,6       |
| 200                 | 200,38                | 0,38     | 0,192  | 0,096  | 0,190    | 0,5       |
| 300                 | 300,50                | 0,50     | 0,224  | 0,074  | 0,167    | 0,6       |
| 400                 | 400,70                | 0,70     | 0,158  | 0,039  | 0,175    | 0,4       |
| 500                 | 500,78                | 0,78     | 0,192  | 0,038  | 0,156    | 0,5       |

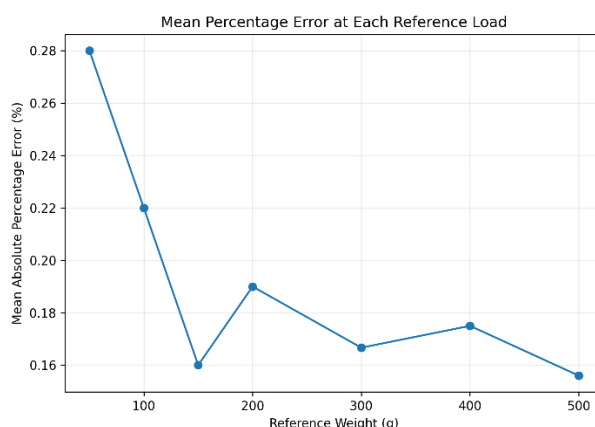
Berdasarkan Tabel 4, rata-rata hasil pembacaan mengikuti peningkatan berat referensi dengan penyimpangan yang relatif kecil. Pada beban 50 g diperoleh rata-rata pembacaan sebesar 50,10 g, sedangkan pada beban tertinggi 500 g diperoleh rata-rata sebesar 500,78 g. Bias pengukuran cenderung meningkat seiring dengan bertambahnya beban, dari 0,10 g pada 50 g menjadi 0,78 g pada 500 g. Pola tersebut menunjukkan adanya kecenderungan alat menghasilkan pembacaan sedikit lebih tinggi dibandingkan nilai referensi.

Meskipun bias absolut meningkat pada beban yang lebih besar, persentase kesalahan tidak menunjukkan peningkatan yang sama. Nilai MAPE per kelompok berada pada rentang 0,156–0,280%. Kesalahan relatif terbesar terjadi pada beban 50 g, sedangkan nilai yang lebih rendah diperoleh pada beban yang lebih besar. Kondisi tersebut terjadi karena deviasi absolut yang kecil memberikan kontribusi persentase yang lebih besar ketika nilai referensinya rendah. Dengan demikian, performa relatif alat cenderung lebih stabil pada rentang beban menengah hingga tinggi. Evaluasi akurasi keseluruhan dilakukan menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan rata-rata error bertanda. Hasil perhitungan terhadap 35 data ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Parameter Akurasi Keseluruhan

| Parameter              | Hasil    |
|------------------------|----------|
| Jumlah data            | 35       |
| MAE                    | 0,423 g  |
| RMSE                   | 0,505 g  |
| MAPE                   | 0,193%   |
| Rata-rata error        | +0,406 g |
| Error absolut maksimum | 1,000 g  |
| Slope regresi          | 1,0016   |
| Intercept              | 0,0174 g |
| (R <sup>2</sup> )      | 0,999999 |

Nilai MAE sebesar 0,423 g menunjukkan bahwa rata-rata jarak absolut antara hasil pengukuran dan berat referensi berada di bawah 0,5 g. Sementara itu, RMSE sebesar 0,505 g sedikit lebih tinggi dibandingkan MAE. Perbedaan tersebut terjadi karena RMSE memberikan bobot yang lebih besar terhadap data yang memiliki penyimpangan relatif tinggi. Error absolut maksimum pada seluruh pengujian tercatat sebesar 1,0 g. MAPE keseluruhan sebesar 0,193% menunjukkan bahwa penyimpangan relatif hasil pembacaan terhadap berat referensi berada pada tingkat yang rendah untuk rentang pengujian 50–500 g. Namun, rata-rata error sebesar +0,406 g memperlihatkan adanya kecenderungan positive bias. Dengan kata lain, alat tidak hanya menghasilkan variasi acak, tetapi pada data pengujian juga menunjukkan kecenderungan pembacaan sedikit lebih tinggi daripada nilai referensi. Kondisi ini perlu diperhatikan pada tahap kalibrasi karena bias yang konsisten secara teoritis masih dapat dikurangi melalui penyesuaian faktor kalibrasi sensor. Distribusi rata-rata persentase kesalahan pada masing-masing beban ditunjukkan pada Gambar 1.

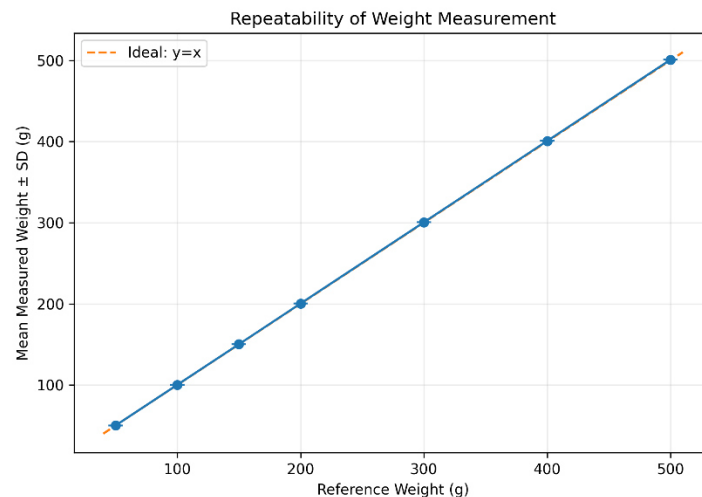


Gambar 1. Rata-rata persen error pada setiap berat

Gambar 3 memperlihatkan bahwa error relatif tertinggi terjadi pada beban 50 g sebesar 0,280%, kemudian secara umum menurun pada beban yang lebih besar. Nilai tersebut menunjukkan bahwa error absolut sensor menjadi lebih dominan ketika alat digunakan untuk mengukur massa yang kecil. Oleh karena itu, untuk penggunaan sebagai timbangan makanan, perhatian khusus perlu diberikan pada pengukuran porsi yang sangat ringan karena deviasi beberapa persepuluh gram akan memberikan persentase kesalahan yang lebih besar dibandingkan pada porsi yang lebih berat.

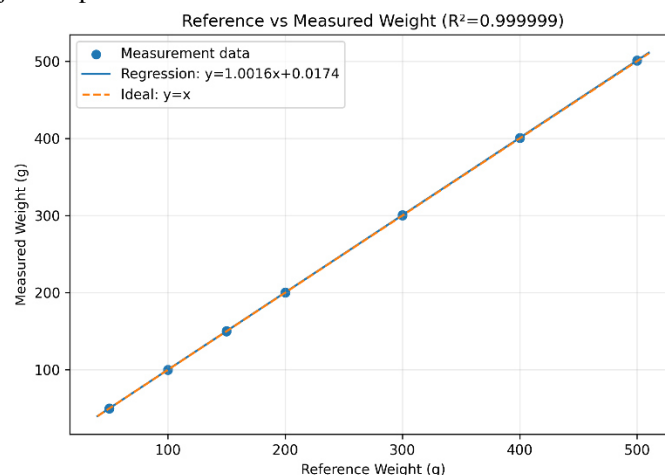
Repeatabilitas dievaluasi berdasarkan lima pengukuran berulang pada setiap tingkat berat. Parameter utama yang digunakan adalah standar deviasi, coefficient of variation (CV), dan rentang pembacaan. Berdasarkan Tabel 4, standar deviasi berada pada rentang 0,158–0,224 g. Standar deviasi tertinggi sebesar 0,224 g diperoleh pada beban 150 dan 300 g, sedangkan nilai terendah sebesar 0,158 g diperoleh pada beban 50 dan 400 g. Rentang antara nilai maksimum dan minimum pada setiap kelompok hanya berada antara 0,4 dan 0,6 g. Nilai CV tertinggi sebesar 0,316% terjadi pada beban 50 g dan menurun hingga 0,038% pada beban 500 g. Penurunan CV tersebut tidak berarti bahwa variasi absolut sensor berkurang secara drastis ketika beban meningkat. Standar deviasi pada seluruh tingkat beban justru relatif konstan pada kisaran 0,16–0,22 g. Penurunan CV terutama terjadi karena standar

deviasi dibandingkan terhadap nilai rata-rata yang semakin besar. Dengan demikian, hasil tersebut menunjukkan bahwa variasi absolut pembacaan sensor relatif konstan pada rentang pengujian. Kondisi ini menjadi indikasi repeatabilitas yang baik karena lima pengukuran pada beban yang sama menghasilkan penyebaran yang sempit. Visualisasi rata-rata pembacaan beserta standar deviasinya ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Repeatabilitas hasil pengukuran berdasarkan rata-rata dan standar deviasi

Error bar pada Gambar 2 relatif kecil dibandingkan dengan besarnya berat yang diukur. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa pengulangan pengukuran tidak menyebabkan variasi yang besar. Repeatabilitas menjadi aspek penting dalam sistem ini karena nilai berat digunakan secara langsung sebagai masukan dalam perhitungan kalori. Pembacaan yang tidak stabil akan menghasilkan perubahan nilai kalori meskipun jumlah makanan sebenarnya tidak mengalami perubahan. Sistem yang dikembangkan juga telah memiliki mekanisme deteksi kestabilan, yaitu pembacaan dianggap stabil apabila selisih dengan pembacaan sebelumnya kurang dari 2 g dan kondisi tersebut bertahan selama lebih dari 5 detik. Setelah kondisi tersebut terpenuhi, sistem mengirimkan notifikasi melalui Blynk. Mekanisme tersebut membantu mencegah nilai transien digunakan sebagai hasil akhir pengukuran. Linearitas dievaluasi dengan membandingkan berat referensi terhadap hasil pembacaan timbangan. Berdasarkan regresi linear terhadap 35 data pengukuran, diperoleh persamaan (9). Hubungan antara berat referensi dan berat hasil pengukuran ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Hubungan antara berat referensi dan berat pengukuran

Nilai slope sebesar 1,0016 sangat dekat dengan respons ideal sebesar 1. Artinya, setiap kenaikan berat referensi sebesar 1 g diikuti oleh kenaikan pembacaan sekitar 1,0016 g. Intercept sebesar 0,0174 g juga relatif kecil terhadap rentang pengukuran yang diuji. Nilai  $R^2$  yang mendekati 1 menunjukkan bahwa perubahan berat referensi dapat menjelaskan hampir seluruh variasi pembacaan timbangan dalam rentang pengujian. Titik pengukuran pada Gambar 5 juga berada dekat dengan garis ideal  $Y=X$ . Meskipun demikian, nilai  $R^2$  yang tinggi tidak boleh digunakan sebagai satu-satunya indikator akurasi. Sebuah alat dapat memiliki hubungan yang sangat linear namun tetap mengandung bias. Pada penelitian ini, hal tersebut terlihat dari kecenderungan rata-rata

error positif sebesar 0,406 g. Oleh sebab itu, interpretasi linearitas perlu dilakukan bersama MAE, RMSE, slope, intercept, serta analisis repeatabilitas.

Pada sistem yang dikembangkan, nilai kalori dihitung dengan mengalikan berat hasil pengukuran dengan konstanta kalori per gram dari makanan yang dipilih. Implementasi tersebut terlihat pada program ESP32 melalui hubungan  $\text{kalori} = \text{berat} \times \text{kaloriPerGram}$ . Program menyediakan sepuluh jenis makanan dengan nilai energi antara 0,80 hingga 2,97 kcal/g. Untuk melihat bagaimana error berat memengaruhi estimasi kalori, dilakukan analisis menggunakan pengukuran pada berat referensi 100 g. Rata-rata pembacaan alat pada kondisi ini adalah 100,18 g. Hasil propagasi error terhadap nilai kalori ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Pengaruh error berat terhadap estimasi kalori pada referensi 100 g

| Makanan        | Energi (kcal/g) | Kalori referensi (kcal) | Kalori berdasarkan 100,18 g (kcal) | Selisih (kcal) |
|----------------|-----------------|-------------------------|------------------------------------|----------------|
| Telur rebus    | 1,55            | 155,00                  | 155,28                             | 0,28           |
| Dada ayam      | 2,39            | 239,00                  | 239,43                             | 0,43           |
| Tempe goreng   | 2,97            | 297,00                  | 297,53                             | 0,53           |
| Nasi putih     | 1,30            | 130,00                  | 130,23                             | 0,23           |
| Kentang rebus  | 0,87            | 87,00                   | 87,16                              | 0,16           |
| Jagung rebus   | 0,96            | 96,00                   | 96,17                              | 0,17           |
| Tahu goreng    | 2,71            | 271,00                  | 271,49                             | 0,49           |
| Pisang         | 0,89            | 89,00                   | 89,16                              | 0,16           |
| Roti tawar     | 2,65            | 265,00                  | 265,48                             | 0,48           |
| Ubi ungu rebus | 0,80            | 80,00                   | 80,14                              | 0,14           |

Pada berat referensi 100 g, kesalahan relatif berat sebesar 0,18% menghasilkan kesalahan relatif kalori yang sama, yaitu sekitar 0,18%, karena nilai kalori merupakan fungsi linear terhadap berat. Akan tetapi, besar error kalori absolut dipengaruhi oleh densitas energi makanan. Sebagai contoh, deviasi berat yang sama menghasilkan selisih sekitar 0,14 kcal pada ubi ungu rebus, tetapi meningkat menjadi sekitar 0,53 kcal pada tempe goreng karena nilai energi per gramnya lebih tinggi. Temuan tersebut menunjukkan bahwa kualitas pengukuran berat merupakan bagian yang penting dalam estimasi kalori. Meskipun error berat relatif kecil, kesalahan absolut nilai energi akan semakin besar pada makanan dengan densitas energi tinggi. Dengan demikian, peningkatan akurasi sensor tidak hanya memperbaiki kualitas penimbangan, tetapi secara langsung meningkatkan konsistensi estimasi kalori yang dihasilkan sistem. Perlu ditekankan bahwa analisis pada Tabel 5 merupakan propagasi matematis error pengukuran berat, bukan pengukuran kalori menggunakan kalorimeter. Nilai kalori pada perangkat merupakan estimasi berdasarkan nilai kalori per gram yang tersimpan pada sistem.

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa timbangan digital berbasis IoT memiliki kinerja pengukuran yang baik pada rentang 50–500 g. Berdasarkan 35 data pengujian, diperoleh MAE sebesar 0,423 g, RMSE 0,505 g, MAPE 0,193%, standar deviasi 0,158–0,224 g, serta nilai  $R^2$  sebesar 0,999999. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem memiliki akurasi, repeatabilitas, dan linearitas yang baik, meskipun masih terdapat kecenderungan pembacaan sedikit lebih tinggi dibandingkan nilai referensi. Pengukuran berat yang konsisten penting karena nilai tersebut digunakan secara langsung dalam perhitungan estimasi kalori. Dengan demikian, sistem berpotensi digunakan sebagai perangkat sederhana untuk membantu pemantauan porsi makanan secara real-time melalui platform IoT. Pengembangan selanjutnya dapat diarahkan pada penyempurnaan kalibrasi, penambahan variasi makanan, serta pengujian dengan data eksperimen yang lebih luas.

#### V. DAFTAR PUSTAKA

- [1]S. R. Joshua, S. Shin, J.-H. Lee, and S. K. Kim, "Health to Eat: A Smart Plate with Food Recognition, Classification, and Weight Measurement for Type-2 Diabetic Mellitus Patients' Nutrition Control," *Sensors*, Vol. 23, No. 3, Art. no. 1656, 2023, doi: 10.3390/s23031656.



- 
- [2] M. Nadeem, H. Shen, L. Choy, and J. M. H. Barakat, "Smart Diet Diary: Real-Time Mobile Application for Food Recognition," *Applied System Innovation*, Vol. 6, No. 2, Art. no. 53, 2023, doi: 10.3390/asi6020053.
- [3] R. U. Haque, R. H. Khan, A. S. M. Shihavuddin, M. M. M. Syeed, and M. F. Uddin, "Lightweight and Parameter-Optimized Real-Time Food Calorie Estimation from Images Using CNN-Based Approach," *Applied Sciences*, Vol. 12, No. 19, Art. no. 9733, 2022, doi: 10.3390/app12199733.
- [4] A. D. R. Demition, Z. A. L. Narciso, and C. C. Paglinawan, "Filipino Meal Recognition Scale with Food Nutrition Calculation and Smart Application," *Engineering Proceedings*, Vol. 74, No. 1, Art. no. 54, 2024, doi: 10.3390/engproc2024074054.
- [5] A. P. Alcontin, C. G. D. G. Correa, and J. T. Sese, "SCALEeat: Vision-Guided Food Scale for Automated Macronutrient Estimation," *Engineering Proceedings*, Vol. 134, No. 1, Art. no. 83, 2026, doi: 10.3390/engproc2026134083.
- [6] B. Baugier et al., "A Sensor-Enabled Smart Tray for Understanding Consumer Eating Behavior in a Restaurant," *Gastronomy*, Vol. 3, No. 2, Art. no. 9, 2025, doi: 10.3390/gastronomy3020009.
- [7] K. Pfisterer, R. Amelard, J. Boger, H. Keller, A. Chung, and A. Wong, "Enhancing Food Intake Tracking in Long-Term Care with Automated Food Imaging and Nutrient Intake Tracking (AFINI-T) Technology: Validation and Feasibility Assessment," *JMIR Aging*, Vol. 5, No. 4, e37590, 2022, doi: 10.2196/37590.
- [8] S. Makhsous, M. Bharadwaj, B. E. Atkinson, I. V. Novosselov, and A. V. Mamishev, "DietSensor: Automatic Dietary Intake Measurement Using Mobile 3D Scanning Sensor for Diabetic Patients," *Sensors*, Vol. 20, No. 12, Art. no. 3380, 2020, doi: 10.3390/s20123380.
- [9] B. Gonzalez, G. Garcia, S. A. Velastin, H. GholamHosseini, L. Tejeda, and G. Farias, "Automated Food Weight and Content Estimation Using Computer Vision and AI Algorithms," *Sensors*, Vol. 24, No. 23, Art. no. 7660, 2024, doi: 10.3390/s24237660.
- [10] H. Hiraguchi, P. Perone, A. Toet, G. Camps, and A.-M. Brouwer, "Technology to Automatically Record Eating Behavior in Real Life: A Systematic Review," *Sensors*, Vol. 23, No. 18, Art. no. 7757, 2023, doi: 10.3390/s23187757.
- [11] Joint Committee for Guides in Metrology, *International Vocabulary of Metrology—Basic and General Concepts and Associated Terms (VIM)*, 3rd ed., JCGM 200:2012, 2012, doi: 10.59161/JCGM200-2012.